

[输电线路]

基于人工智能算法的输电线路施工避障规划系统

文/安东 马伟荣 王晓磊 李孝春 曹成发
国网青海省电力公司西宁供电公司

在恶劣的户外自然环境中，输电线路的建设电气设备经常受到损坏，导致闪络和材料老化等事故。此外，输电线路中可能存在鸟巢和其他碎片，这会降低设备的绝缘性能，导致线路跳闸和大规模停电。过去，输电线路的检查大多依赖人工巡检，这种方式速度慢，劳动力需求大且成本高。讨论了一种基于DNN算法的输电线路施工障碍避让规划系统，使用深度学习技术，从输电线路施工现场的固定图像中自动检测和规划人为障碍物。实验结果表明，系统对人为障碍物的检测准确率为94.20%。

输电线路建设是国家经济的命脉和电力行业的命脉。在这一过程中，坚持灵活调整策略，对原有规划进行优化升级，确保每一项改动既满足当前的发展需求，又为未来的拓展预留空间。输电线路结构复杂、机动性强且施工周期长。通过科学系统地分析和控制项目风险，可以更有效地控制输电线路建设项目的安全风险，并降低年事故率。基于此，本文讨论基于人工智能算法的输电线路施工障碍避让规划系统的研究。

基于DNN算法的输电线路施工安全图像识别

1. 输电线路图像去噪

在影像采集的环节中，鉴于光线在不同环境下的反射和折射特性，造成数据之间形成非线性关系。为了描述这种关系，可以设定输电线路图像的灰度为 f ，入射光强度为 L 。在这种情况下，用一个非线性函数来表示它们之间的关系

$$f = cL^2 \quad (1)$$

式中， c 为一个任意的、不变的数值。

在相关线路图像处理中，发现其灰度值（gray）与实际光照之间存在着某种关系，计算公式为

$$g = \begin{cases} kL, k \leq 1 \\ k(\frac{f}{c})^{\frac{1}{2}}, k > 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中， g 为灰度值； k 为一个任意的、不变的数值。

如果图像高为 m ，宽为 n ，对图像灰度求平均值计算为 g ，则

$$g = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m f(i, j) \quad (3)$$

式中，一般使用 $f(i, j)$ 来进行计算 (i, j) 的灰度值。

为了提升处理质量，进行了一系列优化措施。引入退化模型来解决相关问题，并且使用 $g(x, y)$ 计算相关信息，表示为

$$g(x, y) = H(f(x, y)) + n(x, y) \quad (4)$$

式中， $H(\cdot)$ 为变换函数； $F(x, y)$ 为真实图像； $N(x, y)$ 为添加了噪声的图像。

特征提取层、学习层和决策层共同构成了一个典型的深度学习模型的基本架构。每一层次都有其特定的作用和功能，通过逐层处理和抽象，模型能够从原始数据中学习 to 高层次的特征表示，并最终做出准确的预测或决策。在特征提取层中包含50个神经元专注于学习和识别图像。5个神经元负责进

行最终的分类决策。

1) 使用DNN进行输入图像的特征提取。

2) 将提取的特征输入到RPN (区域提案网络)

以生成候选区域特征信息。

3) 通过Roll Pooling层完成从特征图到特征向量的转换。

4) 应用全连接层进行分类和回归处理特征向量。

2. 特征提取与表示

通过优化这些基函数, 涉及对滤波器的调整和改进, 以增强图像重建的效果。因此第一层的算法为

$$F_1(Y) = \max(0, W_1 Y + B_1) \quad (5)$$

式中, W_1 为 n_1 个滤波器, 每个滤波器的尺寸为 $c \times f_1 \times f_1$ 。

3. 非线性映射

第二层的处理可以表示为

$$F_2(Y) = \max(0, W_2 F_1(Y) + B_2) \quad (6)$$

式中, W_2 为滤波器; B_2 为一个 n_2 维向量; W_2 和 B_2 在卷积神经网络中扮演着关键角色, 它们通过卷积操作从输入数据中提取有用的特征, 并将这些特征组合成更高级的特征表示。

4. 改进的K-Means聚类算法

(1) 基于密度的初始聚类中心选择

在聚类分析中, 初始聚类中心的选择对最终的聚类结果有着重要影响。基于密度的初始聚类中心选择是一种常见的方法, 它通过考虑数据点的分布密度来确定初始聚类中心。这种方法特别适用于数据集具有不同密度区域的情况。计算公式为

$$D(x) = \min_{1 \leq i \leq n-1} \sum_{k=1}^n w_i (x_i - x_{i,k})^2 \quad (7)$$

在处理电网海量数据时, 聚类算法的效率和准确性至关重要。传统的K-Means算法虽然简单高效, 但在初始聚类中心选择不当的情况下, 可能会导致收敛速度慢或陷入局部最优解。为改进这一问题, 本文提出一种基于上一代初始化聚类中心的加速收敛策略, 旨在减少迭代次数并提高聚类效果, 计算公式为

$$d(x', x'') = \left[\sum_{i=1}^n (x'_i - x''_i)^2 \right]^{1/2} = \left[\sum_{i=1}^n (x'_i)^2 + \sum_{i=1}^n (x''_i)^2 - 2 \sum_{i=1}^n (x'_i x''_i) \right]^{1/2} \quad (8)$$

$x' = [x'_1, \dots, x'_n]$ 与 $x'' = [x''_1, \dots, x''_n]$ 之间计算如下

$$d_r(x', x'') = \left| \sqrt{\sum_{i=1}^n (x'_i)^2} - \sqrt{\sum_{i=1}^n (x''_i)^2} \right| \quad (9)$$

在评估改进的K-Means算法的聚类效果时, 选择合适的评估指标至关重要。本文采用集合内的误差二次方 (Within-Cluster Sum of Squared Errors, WCSSE) 作为主要的评价指标, 同时考虑所有样本子集数据到聚类中心的距离误差, 计算公式为

$$W_{\text{err}} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{\infty} (x_{i,j} - x_{\text{dass},j})^2 \quad (10)$$

结果与讨论

1. 数据集准备与处理

本研究通过无人机捕获的图像数据, 经过预处理后, 构建了一个视觉神经元模型, 并在i5-3790中进行测试。基于预处理后的图像数据, 构建视觉神经元模型。将样本分成2类, 100个作为测试集, 50个作为验证集。

2. 实验结果

根据图1中的实验数据, 基于深度卷积神经网络 (DNN) 算法的输电线路建设障碍规避规划系统, 在识别不同类型的目标上, 显示出高准确性和召回率。其中, 施工机械和起重机的准确性分别达到88.22%和86.76%, 召回率分别为51.78%和63.46%, 而电线异物和塔式起重机的准确性和召回率也保持在较高水平。尽管烟花的准确性和召回率相对较低, 但整体平均准确度 (mAP) 仍然达到了59%, 表明该系统在识别各种目标方面具有高性能和可靠性。不同算法损失函数对比如图2所示。

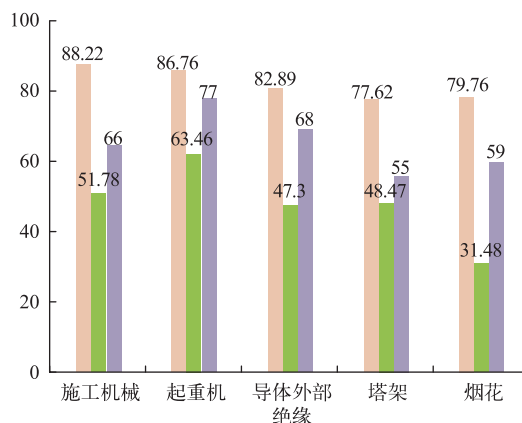


图1 原始数据集上的性能指标

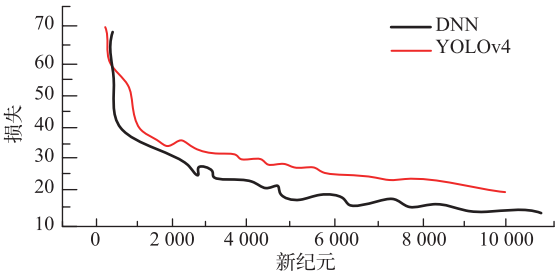


图2 不同算法的损失函数对比

从图2中损失值的对比可以看出，随着迭代次数的增加，DNN算法的收敛性能优于YOLOv4（You Only Look Once version 4）。不同分类器的识别性能见表1。

表1 不同分类器的识别准确率

（%）			
实验次数	Bayes	KNN	DNN
1	61.21	73.14	89.42
2	38.84	78.55	90.99
3	39.8	77.08	99.09
4	51.04	74.84	86.88
5	41.59	82.08	88.91
6	71.56	83.61	95.03
7	38.22	87.06	92.61
8	90.28	90.7	96.33
9	77.02	88.92	99.7
平均值（%）	56.62	81.78	93.22
运行时间/s	0.045 4	0.321	0.516

根据表1中提供的实验数据，本文对基于深度卷积神经网络（DNN）算法的输电线路施工安全图像识别进行了与贝叶斯（Bayes）和K最近邻（KNN）算法的对比实验。在识别性能方面，DNN算法的平均准确率达到93.22%，显著高于贝叶斯（56.62%）和KNN（81.78%）算法。此外，DNN算法在运行时间上也表现出高效率，平均为0.516 s。相比之下，贝叶斯和KNN算法的平均运行时间分别为0.0454 s和0.321 s。因此，基于深度卷积神经网络算法的输电线路施工安全图像识别在准确性上显示了显著的优势。

表2 算法模型的障碍物规避率

（%）	
障碍物类型	避障率
地形障碍	92.5
人为障碍	94.2
天气与自然灾害	89.8
设备故障与安全隐患	91.7

根据表2所示，系统在地形障碍中的避障率为92.50%，这表明系统在识别和应对地形障碍的过程中达到了高准确性和可靠性。它具备预警和规避地形障碍对施工安全构成威胁的能力。在人为障碍中，系统的避障率为94.20%，显示出系统具有强大的适应性和应对能力。系统能够有效地识别和规避人为障碍，如施工设备、起重机、建筑物和运输车辆等，有助于确保工程项目的顺利进行。对于基于天气和自然灾害的障碍，系统的避障率为89.80%。尽管基于施工安全的天气和自然灾害威胁难以预测和避免，但系统在极端天气和自然灾害下仍具有较高的响应能力；在遇到恶劣天气和自然灾害时，系统能够及时作出反应。这可以避免施工事故提供有效的策略。

3. 讨论

本研究开发了一种基于DNN算法的输电线路施工障碍规避规划系统，该系统在检测各种障碍物方面表现出高度准确性，尤其是人为障碍物的避障率达到了94.2%，系统的高准确性突显其提高输电线路施工安全性和效率的潜力。然而，该研究依赖于高质量的图像和大量的训练数据，以及在极端天气条件下需要改进性能，这些都是显著的限制。未来的研究应着重于优化算法，以在不同环境条件下获得更好的性能，并探索实时适用性。研究结果强调了人工智能通过减少对人工检查的依赖、大幅降低劳动力成本和增强运营安全性，彻底改革输电线路施工安全协议的潜力。关键性能指标，如平均准确率为93.22%和高障碍物避障率，展示了系统的效率和可靠性，但在与天气相关的障碍物响应方面仍需进一步改进。

结束语

随着国民经济的迅速发展，电网对电力供应的要求不断增加。为确保电网的安全和可靠性，有必要对其进行实时监控，以便能够有效地进行监测和处理。通过应用DNN算法，可以实现输电线路故障的准确检测、诊断和维护，从而提高监控效率和安全性。未来的研究方向将聚焦于算法性能的进一步优化、系统稳定性的提升以及在多样化复杂环境中拓展更多实际应用的可能性。EA

（收稿日期：2024-11-28）